

مقایسه عملکرد مدل‌های خطی و هیبریدی در پیش‌بینی پراکنش عناصر سنگین با استفاده از سنجش از دور و تحلیل فضایی در شرق زنجان

آرمان نادری^۱، محمدمیر دلاور^{۲*}، بابک کبودین^۳

۱. دانشجوی دکتری پیدایش، طبقه‌بندی و ارزیابی خاک، گروه علوم و مهندسی خاک، دانشگاه زنجان
naderi.arman@gmail.com

۲. دانشیار گروه علوم و مهندسی خاک، دانشگاه زنجان

kaboudin@iasbs.ac.ir

۳. استاد، گروه شیمی، دانشگاه تحصیلات تکمیلی در علوم پایه زنجان

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۶/۲/۲۲

تاریخ وصول مقاله: ۱۳۹۴/۱۱/۱۸

چکیده

هدف این پژوهش عبارت است از ارزیابی مدل‌های خطی و الگوریتم‌های تکاملی در تهیه نقشه پراکنش فلزات سنگین سرب، روی، کادمیم و مس با استفاده از تکنیک سنجش از دور در اطراف شرکت ملی سرب و روی استان زنجان. در این پژوهش پیش‌بینی پراکنش فلزات سنگین با استفاده از اطلاعات تصاویر ماهواره‌ای سنجنده TM و مدل‌های رگرسیون چندمتغیره خطی گام‌به‌گام و مدل هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی-الگوریتمی ژنتیکی انجام شد. مجذور میانگین مربعات خطای داده‌های آموزش مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی-الگوریتمی ژنتیکی برای غلظت کل عناصر سرب، روی، کادمیم و مس به ترتیب ۰/۰۶۷، ۰/۰۸۷، ۰/۱۷ و ۰/۲۱ و با استفاده از مدل رگرسیون چندمتغیره خطی گام‌به‌گام ۰/۴۵، ۰/۳۲، ۰/۴۸ و ۰/۵۴ بود. ضرایب تبیین داده‌های آموزشی در مدل شبکه عصبی مصنوعی-الگوریتمی ژنتیکی برای عناصر فوق به ترتیب ۰/۸۸، ۰/۸۰، ۰/۷۵، ۰/۴۵ و برای مدل چندمتغیره خطی گام‌به‌گام ۰/۵۳، ۰/۴۳، ۰/۴۴ و ۰/۴۴ بود. نتایج تحلیل خودهمبستگی فضایی نشان داد که فلزات سرب و کادمیم خوشه‌های متمرکزی در اطراف تأسیسات صنعتی و عنصر روی بیشتر در اطراف آبراهه‌های موجود در منطقه تمرکز وجود دارد. نتایج مؤید پیش‌بینی موفق کاربرد مدل شبکه عصبی مصنوعی-الگوریتمی ژنتیکی در تعیین الگوی پراکنش عناصر سنگین با استفاده از داده‌های سنجش از دور بود.

کلیدواژه

آلودگی خاک، تغییرات مکانی، شاخص موران محلی، شبکه عصبی مصنوعی-الگوریتمی ژنتیکی.

۱. سرآغاز

معدن‌کاری، حمل‌ونقل، دفع فاضلاب‌های صنعتی، دفع نامناسب زیاده‌ها و استفاده از کودهای شیمیایی و سموم همواره تهدید مهمی برای سلامت خاک بوده است که جز اصلی محیط زیست در طول دو دهه گذشته مطرح است (Wei & Yang, 2010).

خطر ابتلا به آلودگی فلزات سنگین در انسان وابسته به نوع استفاده از اراضی است (Xiao & Ji, 2007). از این‌رو،

یکی از مهم‌ترین موارد سوء مدیریتی و باعث کاهش کیفیت خاک و ازدست‌رفتن شرایط بهینه برای رشد گیاه، تجمع عناصر آلاینده در خاک است. تجمع این عناصر باعث مختل شدن وظایف حیاتی خاک می‌شود و خطرانی را برای سلامتی انسان و موجودات زنده رقم می‌زند (Kabata-Pendias, 2010). فعالیت‌های انسانی از قبیل

پیش‌بینی غلظت فلزات سنگین توانایی بالایی دارد. Song و همکاران (۲۰۱۰) در مدل‌سازی پیش‌بینی پراکنش فلزات سنگین در منطقه‌ای در اطراف رسوبات رودخانه‌ای چانگی جان چین، از بازتاب‌های انعکاسی مرئی و مادون‌قرمز و روش رگرسیون تک‌متغیره استفاده کردند. Wang و همکاران (۲۰۱۴) در بررسی پیش‌بینی غلظت فلزات سنگین سرب، روی و مس در اراضی کشاورزی از اطلاعات طیف‌های انعکاسی مرئی و فروسرخ (۳۵۰ تا ۲۵۰۰ نانومتر) و روش مدل‌سازی رگرسیون مربع حداقل جزئی استفاده کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که نوع کاربری اراضی بر شدت طیف‌های انعکاسی و مقادیر غلظت فلزات سنگین تأثیر اساسی دارد و این ارتباط به‌خوبی بین داده‌های زمینی و طیف‌های انعکاسی برقرار است.

در مدل‌سازی مطالعات سنجنش از دور با استفاده از واقعیت‌های زمینی و تصاویر ماهواره‌ای، روش‌های هوشمند به‌خصوص شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)^۳ (Liu et al., 2010; Şenkal, 2010; Thenkabail et al., 2011) و الگوریتم ژنتیکی (GA)^۴ (Miao et al., 2015; Wu et al., 2015; Li, 2015; Lasaponara et al., 2016; Tsoukalas & Fragiadakis, 2016)، در مقایسه با مدل‌های خطی، قابلیت‌های خوبی نشان داده است. مدل‌های ترکیبی شبکه عصبی-الگوریتمی ژنتیکی (ANN-GA) در بررسی روابط غیرخطی بین واقعیت‌های زمینی با داده‌های تصاویر ماهواره‌ای، امروزه کاربرد وسیعی پیدا کرده است. کاربرد این مدل در بررسی ارتباط‌های مختلف و پیچیده واقعیت‌های زمینی و اطلاعات تصاویر ماهواره‌ای نسبت به مدل‌های رایج دقت بیشتری دارد (Li et al., 2015; Xiao et al., 2014). Zhou (et al., 2014) و همکاران (۲۰۱۵) منشأیابی و پراکنش فلزات سنگین را با استفاده از تجزیه مؤلفه‌های اصلی (PCA)^۵، شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های ترکیبی شبکه عصبی-الگوریتمی ژنتیکی انجام دادند. آن‌ها نتایج تعیین پراکنش و منشأیابی به‌دست آمده از مدل‌های ترکیبی شبکه عصبی-الگوریتمی ژنتیکی را دقیق‌تر از سایر مدل‌ها گزارش کردند.

اطلاع از وضعیت پراکنش اراضی آلوده و نحوه آلودگی آن با استفاده از روش‌های مناسب و کارآمد در تصمیم‌گیری‌های مدیریتی اراضی بسیار مؤثر است. مطالعه توزیع مکانی غلظت عناصر سنگین بر پایه جمع‌آوری نمونه‌های فراوان و تجزیه‌های آزمایشگاهی روشی زمان‌بر، پرهزینه و کم‌بازده است (Mouazen et al., 2007; Jarmer et al., 2008; Hong-Yan et al., 2009). از سوی دیگر، نظارت‌های سریع و دوره‌ای بر غلظت این فلزات سنگین در مناطق آسیب‌پذیر به آلودگی اهمیت بسیاری دارد (Choe et al., 2008). مطالعه پیش‌بینی پراکنش فلزات سنگین با استفاده از تکنیک سنجنش از دور و اطلاعات طیف‌سنجی انعکاسی مرئی و فروسرخ در مناطق مختلف از قبیل خاک‌های دشت‌های رسوبی (Choe et al., 2008)، دشت‌های آبرفتی (Wu et al., 2007; Vohland et al., 2011)، معادن (Kemper & Sommer, 2002; Siebielec et al., 2004)، اراضی شهری (Pandit et al., 2010) و حومه شهرها (Wu et al., 2005) انجام گرفته است.

Rosell و همکاران (۲۰۰۶) از روش رگرسیون چندمتغیره حداقل مربعات جزئی مدل‌های مناسبی را برای پیش‌بینی خصوصیات خاکی با استفاده از طیف‌های انعکاسی مرئی (۴۰۰ تا ۷۰۰ نانومتر)، مادون‌قرمز نزدیک (۷۰۰ تا ۲۵۰۰ نانومتر) و مادون‌قرمز میانی (۲۵۰۰ تا ۲۵۰۰۰ نانومتر) به‌دست آوردند. Sommer و Kemper (۲۰۰۲) با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای و طول‌موج‌های مرئی و مادون‌قرمز نزدیک، پراکنش فلزات سنگین را در منطقه ازنالوکولار^۱ در اسپانیا را با استفاده از رگرسیون خطی گام‌به‌گام چندمتغیره (MSLR)^۲ پیش‌بینی کردند. Moros و همکاران (۲۰۰۹) با استفاده از روش رگرسیون چندمتغیره حداقل مربعات جزئی، برای پیش‌بینی پراکنش فلزات سنگین به‌وسیله طیف‌های انعکاسی مرئی، مادون‌قرمز نزدیک و مادون‌قرمز متوسط، مدل‌های مختلفی با ضرایب تبیین مناسب گزارش کردند. آن‌ها بیان کردند مدل رگرسیون چندمتغیره حداقل مربعات جزئی در

صنعتی در نزدیکی شهر زنجان خطر انتشار آلودگی را از طریق عوامل محیطی مختلف مانند رواناب و وزش باد افزایش می‌دهد. هدف از این پژوهش ارزیابی مدل‌های خطی و الگوریتم‌های تکاملی در تهیه نقشه پراکنش فلزات سنگین با استفاده از تکنیک سنجش از دور و تعیین نقاط داغ و طبقه‌بندی خوشه‌های فضایی فلزات سرب، روی، کادمیم و مس با استفاده از شاخص مورن محلی است. در این پژوهش با استفاده از تکنیک سنجش از دور به بررسی پیش‌بینی پراکنش فلزات سنگین با استفاده از مدل‌های خطی رگرسیون خطی گام‌به‌گام چندمتغیره و غیرخطی هیبریدی پرداخته‌ایم و سعی کرده‌ایم تا کارایی این مدل‌ها نسبت به هم مقایسه شود. استفاده از مدل هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی-الگوریتمی ژنتیکی و مقایسه آن با مدل رگرسیون چندمتغیره خطی گام‌به‌گام در پیش‌بینی مقادیر فلزات سنگین با فناوری سنجش از دور تاکنون گزارش نشده است. نتایج این مطالعه به درک ما از نقش فعالیت‌های صنعتی و عوامل محیطی در تولید و انتشار آلودگی فلزات سنگین در خاک‌های منطقه مورد مطالعه و مناطق اطراف آن کمک خواهد کرد.

۲. مواد و روش‌ها

۲.۱. موقعیت و مشخصات عمومی منطقه

منطقه مورد مطالعه در موقعیت جغرافیایی ۳۶ درجه و ۳۵ دقیقه تا ۳۶ درجه ۴۰ دقیقه عرض شمالی و ۴۸ درجه و ۳۴ دقیقه تا ۴۸ درجه و ۴۰ دقیقه طول شرقی واقع شده است. شکل الف موقعیت عمومی منطقه، مناطق صنعتی مرتبط با استخراج، فرآوری و تغلیظ سرب و روی و جاده‌های حمل‌ونقل اصلی را در منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهد. اراضی این منطقه به سمت آزادراه و مناطق مسکونی مجاور جاده قدیم زنجان- تهران شیب ملایمی دارد (شکل ب). بر اساس اطلاعات هواشناسی ایستگاه سینوپتیک زنجان، در دوره‌ای ۳۶ ساله (۱۹۷۵-۲۰۱۱) میانگین بارندگی سالانه ۳۰۹ میلی‌متر و میانگین دمای سالانه ۱۱/۳ درجه سلسیوس است. بر اساس این اطلاعات

تحلیل‌های خودهمبستگی فضایی ممکن است حاوی اطلاعاتی از چگونگی پراکنش پدیده‌ها یا رویدادهایی دارای پراکنش فضایی باشد که نتایج آن راهکاری برای منشأیابی غلظت فلزات سنگین استفاده می‌شود. بسیاری از محققان تجزیه و تحلیل خوشه‌ای را ابزار اکتشافی مناسبی برای درک بهتر رفتار چندمتغیری مجموعه‌ای از داده‌ها معرفی کردند (Liu et al., 2006; Zhang et al., 2008; Tempel et al., 2008). Pourjabbar و همکاران (۲۰۱۴) در بررسی منشأ آلودگی معادن اسلیت^۶ در منطقه سورینجیای شرقی^۷ کشور آلمان از روش‌های خوشه‌بندی فازی و رگرسیون خطی استفاده کردند. آن‌ها روش خوشه‌بندی فازی را روشی مناسب برای منشأیابی آلودگی اراضی اطراف این معادن گزارش کردند.

شاخص مورن محلی^۸ نقاط داغ^۹ را بر اساس روابط همسایگی مشخص می‌کند و همین خصوصیت در تخمین سطوح معناداری همبستگی فضایی متغیرهای مورد بررسی استفاده می‌شود (Fu et al., 2011; Overmars et al., 2004). Li و همکاران (۲۰۱۵) در منشأیابی آلودگی و معرفی نقاط داغ آلوده به عناصر روی، کادمیم و مس ناشی از فعالیت‌های صنعتی در منطقه ونلینگ^{۱۰} در شرق چین، از روش کریجینگ و شاخص مورن استفاده کردند. آن‌ها گزارش کردند که کادمیم و مس خوشه‌بندی‌های مشابهی دارد و عمدتاً در اطراف تأسیسات صنعتی شکل می‌گیرد، در صورتی که پراکندگی روی از این دو عنصر متفاوت گزارش شد.

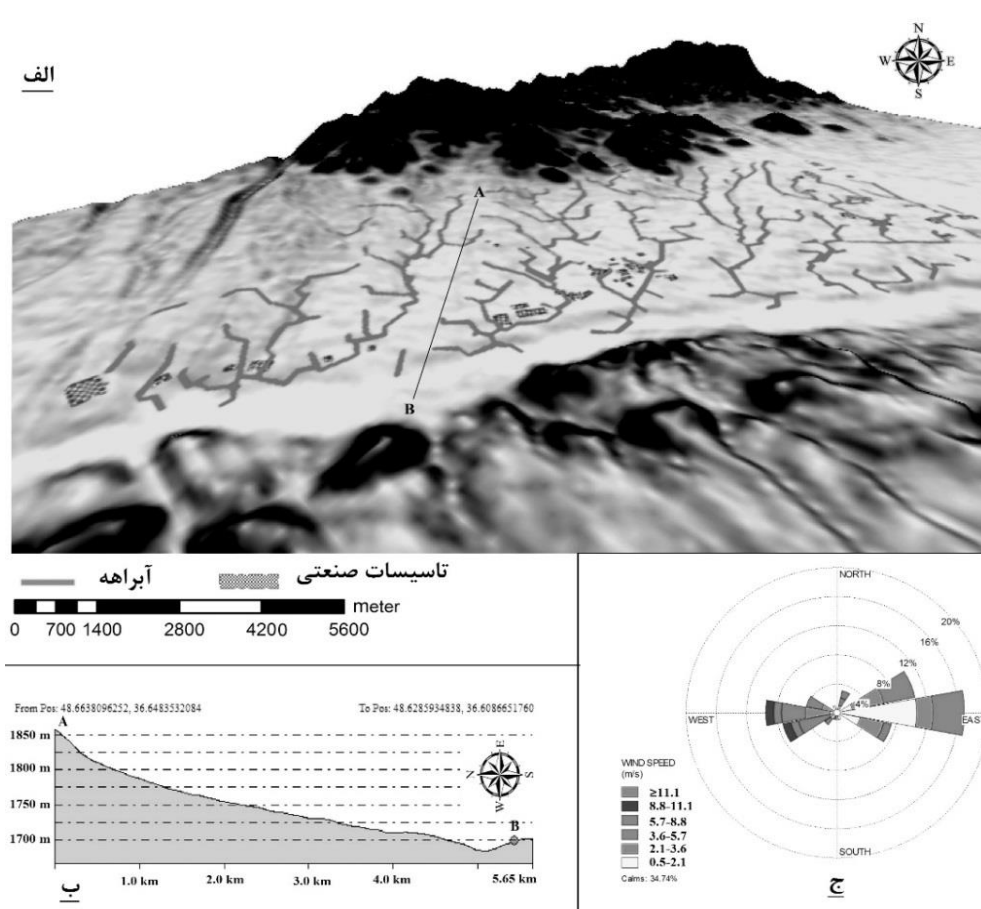
معادن غنی سرب و روی منطقه انگوران در خاورمیانه منحصر به فرد است و عامل تجمع صنایع مرتبط با سرب و روی در استان زنجان شده است. شرکت ملی سرب و روی واقع در ۱۳ کیلومتری غرب شهرستان زنجان، در منطقه دیزج‌آباد، یکی از کارخانه‌های مهم صنعت سرب و روی کشور است که عمده فعالیت آن استحصال و فرآوری سرب و روی از خاک‌های حاوی این عناصر است. تجمع پسماندهای حاصل از فعالیت این کارخانه‌ها و مجتمع‌های

به اطلاعات نقشه توپوگرافی در مقیاس ۱:۲۵۰۰۰، نمونه برداری به روش شبکه بندی منظم با رعایت فواصل ۲۵۰ متر در ۲۵۰ متر در اراضی کشاورزی، مناطق صنعتی نزدیک به منبع اصلی آلاینده و جاده قدیم و آزادراه تهران-زنجان و در فواصل ۵۰۰ متر در ۵۰۰ متر در اراضی بایر و دورتر از این مناطق انجام شد. سبب نمونه خاک از عمق صفر تا ۵ سانتی متری در منطقه برداشت شد. برای افزایش دقت نمونه برداری از خاک، در محدوده ای ۲۰ متر در ۲۰ متر با رعایت فواصل ۵ متر در چهار جهت اصلی و یک نمونه در مرکز برداشت و موقعیت آن با استفاده از سامانه موقعیت یاب جهانی ثبت شد.

۸۰ درصد باد غالب در منطقه از شرق به غرب می وزد. یکی از دلایل اصلی آلودگی در منطقه این است که محدوده گسترش صنایع آلاینده در جهت باد غالب است. سرعت باد غالب ۴/۶ متر بر ثانیه است. شکل ۱ ج نمودار گلباد منطقه را نشان می دهد. آزادراه بین المللی تهران-زنجان، جاده قدیم تهران-زنجان و جاده های فرعی متعددی از منطقه عبور می کند. عمده کاربری اراضی در منطقه شامل استفاده های بایر و صنعتی است، با وجود این کاربری کشاورزی شامل کشت های آبی و دیم نیز در حاشیه مناطق صنعتی وجود دارد.

۲.۲. نمونه برداری و تجزیه های آزمایشگاهی

برای نیل به اهداف این تحقیق، در تابستان ۱۳۹۳، با توجه



شکل ۱. الف) وضعیت پستی و بلندی، آبراهه ها و موقعیت تأسیسات صنعتی
ب) جهت شیب اصلی و آبراهه ها، ج) نمودار گلباد در منطقه مورد مطالعه

در این رابطه x_i مقادیر متغیرها، N_i مقدار نرمال شده هر متغیر، Z_i نمره استاندارد شده هر متغیر و s انحراف از معیار داده‌هاست. در ادامه، ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۲۰ درصد داده‌ها به صورت تصادفی برای آزمون انتخاب شد. فرایند آموزش در جهت کاهش خطای کل^{۱۵} انجام می‌گیرد. کاهش این خطا با تنظیم وزن‌ها و بیاس‌ها^{۱۶} انجام شد. خروجی شبکه پرسپترون چندلایه سه لایه بر اساس رابطه (۲) است (Haykin, 1999).

$$\varphi_k^2 = f^2 \left(\sum_{j=1}^{S^1} w_{jk}^1 f^1 \left(\sum_{i=1}^{R^1} w_{ij}^1 P_i + b_j^1 \right) + b_k^2 \right), k = 1 \text{ to } S^2 \quad (2)$$

در این رابطه، اندیس ۱ به لایه‌های مخفی و اندیس ۲ به لایه خروجی اشاره دارد. R^1 و S^2 به ترتیب تعداد ورودی‌ها، واحدهای مخفی و خروجی مدل است. پارامترهای f ، w_{ij} و b به ترتیب بیانگر تابع انتقالی، وزن سیناپس‌ها و بیاس است. توابع محرک به صورت تانژانت سیگموئیدی هایپربولیکی است و در بخش آموزش^{۱۷} به جای بهینه‌سازی مبتنی بر گرادیان شبکه عصبی مصنوعی (ANN)^{۱۸} از الگوریتم ژنتیک استفاده شد. در این روش به جای استفاده از روش آزمون و خطا از عملگرهای الگوریتم ژنتیکی برای بهینه‌سازی توپولوژی و پارامترهای شبکه‌های عصبی استفاده شد (Liu et al., 2005; Ferentinos, 2005; Sarimveis et al., 2007). در این الگوریتم تعداد جمعیت ۱۵۰ و حداکثر تعداد نسل‌ها ۵۰ در نظر گرفته شد. در روند بهینه‌سازی با مدل الگوریتم ژنتیکی از تلاقی دو نقطه‌ای با احتمال ۰/۹ و جهش یکنواخت با احتمال ۰/۱ استفاده شد. به منظور ارزیابی شبکه‌های عصبی و انتخاب بهترین توپولوژی شبکه برای پیشگویی پارامترهای مورد بررسی در مدل‌های رگرسیون خطی گام به گام چندمتغیره و مدل‌های ترکیبی شبکه عصبی-الگوریتمی ژنتیکی از جذر میانگین خطای مطلق (رابطه ۳) و ضریب تبیین (رابطه ۴) استفاده شد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_c - x_o)^2} \quad (3)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n x_o x_c}{\sqrt{\sum_{i=1}^n x_o^2 \sum_{i=1}^n x_c^2}} \quad (4)$$

نمونه‌های جمع‌آوری شده به آزمایشگاه انتقال و پس از هواخشک و خردکردن از الک ۲ میلی‌متر عبور داده شد. مقادیر غلظت کل عناصر سنگین سرب، روی، کادمیم و مس با هضم در اسید نیتریک (Page et al., 1982) با استفاده از کوره گرافیتی دستگاه جذب اتمی دانشگاه زنجان (Varian spectra AA-200, Analytic Jena) اندازه‌گیری شد. اطلاعات ماهواره‌ای شامل تصاویر ماهواره لندست ۷ سنجنده TM با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر مربوط به اوت ۲۰۱۴ از درگاه The United States Geological Survey (USGS) تهیه شد. تا حد ممکن سعی شد که اطلاعات تصاویر ماهواره‌ای نزدیک به زمان نمونه‌برداری از خاک در منطقه باشد.

۳.۲. تجزیه و تحلیل داده‌ها

میانگین ارزش رقومی^{۱۱} پیکسل‌های تصاویر ماهواره‌ای در شعاع ۳۰ متری در هر نقطه نمونه‌برداری زمینی با نرم‌افزار MATLAB محاسبه و تجزیه‌های آماری بررسی رگرسیون خطی گام به گام چندمتغیره با نرم‌افزار SPSS نسخه ۲۰ و مدل‌های ترکیبی شبکه عصبی-الگوریتمی ژنتیکی با نرم‌افزار MATLAB انجام شد. پس از تهیه آمار توصیفی داده‌های غلظت عناصر سنگین و بررسی نرمال بودن داده‌ها، مدل‌سازی غلظت کل عناصر سنگین روی، سرب، کادمیم و مس با مدل‌های رگرسیون خطی گام به گام چندمتغیره و مدل‌های ترکیبی شبکه عصبی-الگوریتمی ژنتیکی انجام شد. مدل‌سازی به روش مدل‌های ترکیبی شبکه عصبی-الگوریتمی ژنتیکی، با شبکه‌های عصبی چند لایه پرسپترون پیش‌خور^{۱۲} انجام گرفت. شبکه پرسپترون چند لایه (MLP)^{۱۳} نوعی شبکه عصبی پیش‌خور^{۱۴} با توابع انتقالی متفاوت است. لایه ورودی شبکه را هفت نورون شامل اطلاعات باندهای ماهواره‌ای، و خروجی شبکه را یک نورون شامل غلظت فلزات سنگین تشکیل می‌دهد. داده‌ها در دو مدل برای یکسان بودن شرایط مقایسه با رابطه (۱) در بازه ۱ تا ۱- استاندارد شد (عساکره، ۱۳۹۰).

$$Ni = \frac{(Z_i)}{(x_{\max} - x_{\min})}, \quad Z_i = \frac{(x_i - \bar{x})}{s} \quad (1)$$

(۱۳۹۲) انجام شد. بر اساس این استاندارد در خاک‌های با واکنش ۷ تا ۷/۸، مقادیر رس بین ۳ تا ۴۰ درصد و مقدار ماده آلی خاک کمتر از ۱ درصد و منطبق بر ویژگی‌های خاک منطقه حدود مناطق بدون خطر، در معرض خطر و خطر فوری تعریف شد (جدول ۱).

در این روابط X_0 مقادیر مشاهداتی، X_c مقادیر تخمینی و n تعداد مشاهده‌هاست.

پس از انتخاب بهترین مدل برای پهنه‌بندی، پیش‌بینی پراکنش غلظت فلزات سنگین با توجه به اطلاعات تصاویر ماهواره‌ای و حدود استاندارد سازمان محیط زیست کشور

جدول ۱. حدود بحرانی غلظت عناصر سنگین (میلی‌گرم بر کیلوگرم) مطابق با استاندارد سازمان محیط‌زیست کشور

| نواحی بحرانی | سرب (Pb) | روی (Zn) | کادمیم (Cd) | مس (Cu) |
|----------------------|----------|----------|-------------|----------|
| بدون خطر (no risk) | ۰-۷۵ | ۰-۳۶۰ | ۰-۵ | ۰-۲۰۰ |
| در معرض خطر (risk) | ۷۵-۵۲۰ | ۳۶۰-۶۸۰۰ | ۵-۱۳ | ۲۰۰-۱۴۵۰ |
| خطر فوری (high risk) | >۵۲۰ | >۶۸۰۰ | >۱۳ | >۱۴۵۰ |

مقدار وزن فضایی استاندارد شده و جمع وزن‌ها برابر ۱ است.

۳. نتایج و بحث

خلاصه آماری نتایج اطلاعات و آمار توصیفی به دست آمده از تجزیه‌های شیمیایی غلظت کل فلزات سنگین در خاک‌های منطقه مورد مطالعه در جدول نشان داده شده است. میانگین غلظت کل عناصر سرب، روی، کادمیم و مس به ترتیب ۳۵۴/۹۸، ۵۰۱/۱۰، ۱/۹۲ و ۱۲/۶۹ میلی‌گرم بر کیلوگرم خاک اندازه‌گیری شد. مقادیر میانگین غلظت فلزات سرب و روی در منطقه با توجه به حدود جدول ۱ در ناحیه در معرض خطر قرار دارد و مقادیر میانگین مربوط به کادمیم و مس در محدوده بی‌خطر است.

تجزیه و تحلیل اطلاعات تصاویر ماهواره‌ای و پردازش آن با نرم‌افزار ENVI نسخه ۴/۵ و تهیه نقشه‌های پهنه‌بندی با استفاده از نرم‌افزار ArcGIS نسخه ۱۰ انجام شد. به منظور بررسی تحلیل خودهمبستگی فضایی از شاخص مورن استفاده شد. تحلیل خودهمبستگی مورن محلی با استفاده از رابطه (۵) ویژگی‌های فضایی یک متغیر در یک ناحیه توصیف شد و بازتاب میانگین اختلافات فضایی بین همه یاخته‌های فضایی و یاخته‌های هم‌جوار آن را نشان می‌دهد (Goodchild, 1986).

$$I_i = x_i \sum_{i=1, j \neq i}^N W_{ij} x_j \quad (5)$$

در این رابطه N تعداد یاخته‌ها، و x_i و x_j به ترتیب اندازه‌های مشاهده شده استاندارد یاخته i و j است. W_{ij}

جدول ۲. آمار توصیفی داده‌های غلظت کل عناصر سنگین (میلی‌گرم بر کیلوگرم)

| عنصر | تعداد نمونه | کمینه | بیشینه | میانگین | انحراف از معیار |
|-------------------|-------------|-------|---------|---------|-----------------|
| سرب کل (Pb (t) | ۳۰۰ | ۱۳/۳۸ | ۳۴۷۵ | ۳۵۴/۹۸ | ۶۰۹/۵۷ |
| روی کل (Zn (t) | ۳۰۰ | ۱۲/۵۰ | ۷۲۵۳/۶ | ۵۰۱/۱۰ | ۲۱۸/۱۷ |
| کادمیم کل (Cd (t) | ۳۰۰ | ۰/۸۸ | ۱۷/۶۱ | ۱/۹۲ | ۱/۷۵ |
| مس کل (Cu (t) | ۳۰۰ | ۷/۲۵ | ۱۴۶۲/۳۴ | ۱۲/۶۹ | ۴۵۲/۵۴ |

شبکه عصبی-الگوریتمی ژنتیکی نیز به مراتب کمتر از مدل رگرسیون خطی گام‌به‌گام چندمتغیره بود. مقادیر ضریب تبیین آموزش مدل‌های ترکیبی شبکه عصبی-الگوریتمی ژنتیکی به ترتیب برای سرب کل، روی کل، کادمیم کل و مس کل ۰/۸۸، ۰/۸۰، ۰/۷۵ و ۰/۴۵ و برای مدل رگرسیون خطی گام‌به‌گام چندمتغیره به ترتیب ۰/۵۳، ۰/۴۳، ۰/۴۴ و ۰/۴۴ محاسبه شد. نتایج نشان داد که مقادیر ضریب تبیین آزمون مدل‌های ترکیبی شبکه عصبی-الگوریتمی ژنتیکی بالاتر از مقادیر متناظر آن در مدل رگرسیون خطی گام‌به‌گام چندمتغیره است.

نتایج آماری اجزای مدل‌های رگرسیون خطی گام‌به‌گام چندمتغیره و مدل ترکیبی شبکه عصبی-الگوریتمی ژنتیکی در جدول ارائه شده است. مقادیر جذر میانگین خطای مطلق آموزش مدل ترکیبی شبکه عصبی-الگوریتمی ژنتیکی برای سرب کل، روی کل، کادمیم کل و مس کل به ترتیب ۰/۰۶۷، ۰/۰۸۷، ۰/۱۷ و ۰/۱۷ و برای مدل رگرسیون خطی گام‌به‌گام چندمتغیره به ترتیب ۰/۴۵، ۰/۳۲، ۰/۴۸ و ۰/۵۴ بود. مقادیر خطا در مدل خروجی شبکه ترکیبی عصبی-الگوریتمی ژنتیکی به مراتب کمتر از مدل رگرسیون خطی گام‌به‌گام چندمتغیره به دست آمد و مقادیر جذر میانگین خطای مطلق آزمون مدل‌های خروجی از شبکه ترکیبی

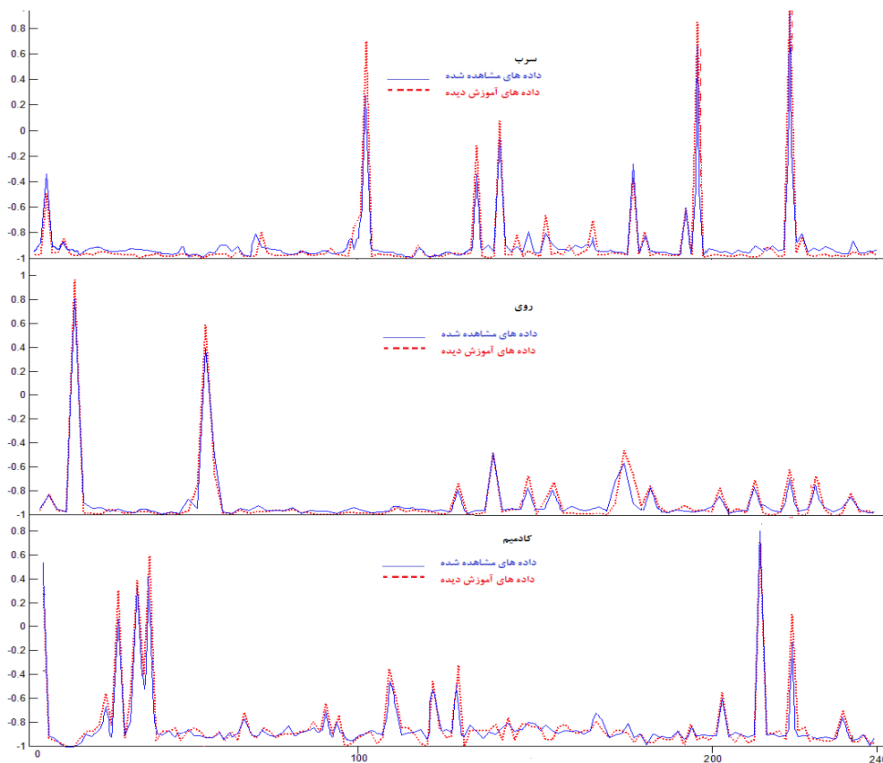
جدول ۳. نتایج ارزیابی مدل‌های مورد استفاده در پیش‌بینی غلظت فلزات سنگین

| Cu (t) | Cd (t) | Zn (t) | Pb (t) | |
|--------|--------|--------|--------|-----------------------------|
| ۰/۱۷ | ۰/۱۷ | ۰/۰۹ | ۰/۰۷ | RMSE _{tr} (ANN-GA) |
| ۰/۵۴ | ۰/۴۸ | ۰/۳۲ | ۰/۴۵ | RMSE _{tr} (MSLR) |
| ۰/۰۹ | ۰/۲۹ | ۰/۰۵ | ۰/۰۶ | RMSE _{ts} (ANN-GA) |
| ۰/۳۹ | ۰/۶۸ | ۰/۲۲ | ۰/۴۳۹ | RMSE _{ts} (MSLR) |
| ۰/۴۵ | ۰/۷۵ | ۰/۸۰ | ۰/۸۸ | R ² -tr (ANN-GA) |
| ۰/۴۳ | ۰/۴۴ | ۰/۴۳ | ۰/۵۳ | R ² -tr (MSLR) |
| ۰/۵۱ | ۰/۸۲ | ۰/۸۶ | ۰/۸۷ | R ² -ts (ANN-GA) |
| ۰/۳۴ | ۰/۵۱ | ۰/۵۴ | ۰/۵۱ | R ² -ts (MSLR) |

RMSE: مجذور میانگین مربعات خطا، tr: داده‌های آموزش دیده، ts: داده‌های آزمون شده

در سرعت همگرایی و بهینه‌سازی در مدل شبکه عصبی شده و در مجموع عملکرد آن را در مدل هیبریدی مورد استفاده بهبود بخشیده است. Cao و همکاران (۲۰۱۵) و Luo و همکاران (۲۰۱۴) به ترتیب تغییرات کاربری و پوشش اراضی اطراف دریاچه کینتالی^{۲۰} چین را با استفاده از تکنیک سنجش از دور سنجیدند و مدل هیبریدی ANN-GA را مدلی کارآمدتر از دیگر مدل‌های مورد استفاده گزارش کردند. با توجه به نتایج جدول ۳ و شکل ۲، می‌توان استنباط کرد که درجه اعتبار مدل ترکیبی شبکه عصبی-الگوریتمی ژنتیکی در برآورد مقدار فلزات سنگین در خاک با استفاده از داده‌های تصاویر ماهواره‌ای در این مطالعه دقت قابل قبولی دارد.

مقدار انطباق داده‌های مشاهده شده و آموزش در مدل ترکیبی شبکه عصبی-الگوریتمی ژنتیکی که در شکل ۲ نشان داده شده است. در بیشتر نقاط مقادیر غلظت فلزات سنگین برآورد شده مشابه مقادیر اندازه‌گیری برآورد شده است. این انطباق در غلظت‌های بالای فلزات سنگین بیشتر به چشم می‌خورد و با توجه به ضعف مدل‌های خطی در برآورد فلزات سنگین در غلظت‌های بالا (دیانی و همکاران، ۱۳۸۸؛ Choe et al., 2008) این مدل غیرخطی موفق‌تر عمل کرده است. Li و همکاران (۲۰۱۵) در بررسی تغییرات مکانی-زمانی اراضی تالابی جیانگسی^{۱۹} چین با استفاده از تکنیک سنجش از دور بیان داشتند که الگوریتم ژنتیک باعث تسریع



شکل ۲. مقادیر نرمال شده مقدار کل فلزات سنگین اندازه گیری شده در مقایسه با مقادیر برآوردی از ساختارهای بهینه مدل ترکیبی شبکه عصبی-الگوریتمی ژنتیکی

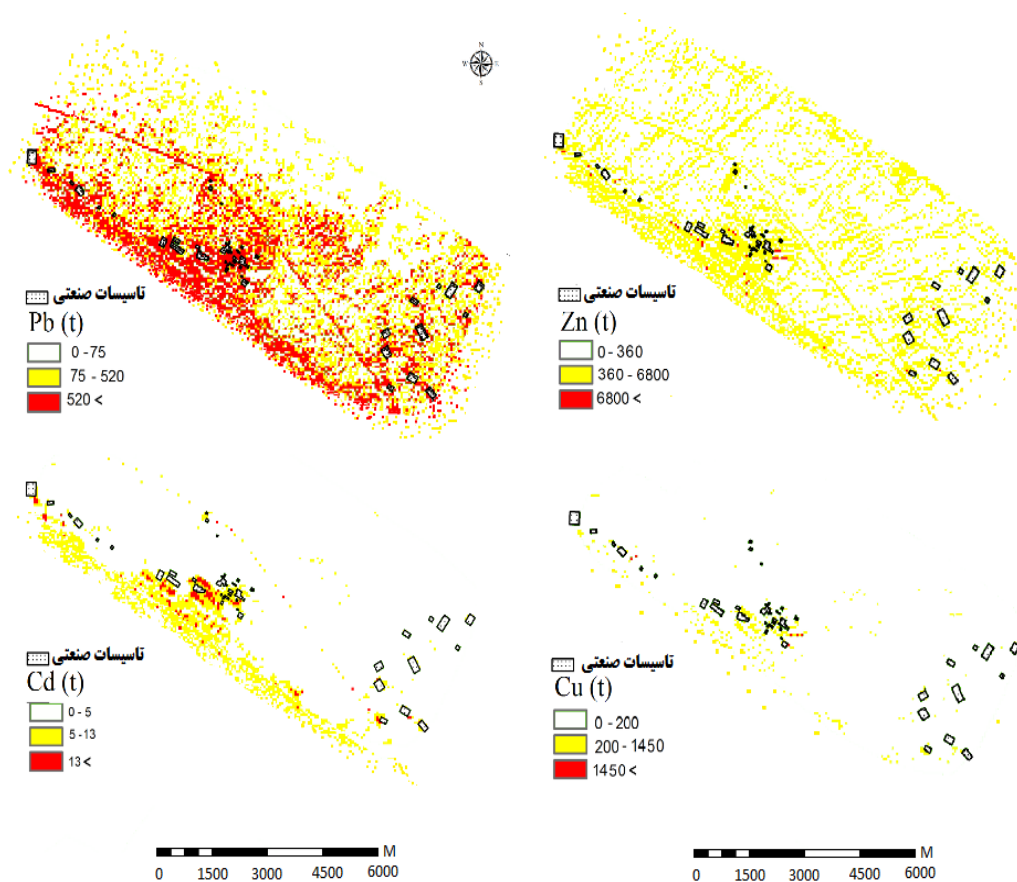
کل فلزات سنگین به ترتیب برای عناصر سرب، روی، کادمیم و مس برابر $2/21$ ، $8/56$ ، $3/18$ و $1/6$ درصد مساحت کل منطقه است. تأسیسات صنعتی، شهرها و جاده‌ها در بسیاری از مطالعات منشأ اصلی آلودگی اراضی به فلزات سنگین گزارش شده است (Wiseman et al., 2013; Yan et al., 2013).

برای بررسی و مقایسه مقادیر خودهمبستگی فضایی فلزات سنگین، داده‌های غلظت‌های فلزات سنگین مختلف به دست آمده از نقشه‌های پیش‌بینی، بررسی و نقشه‌های مربوط در سطوح معناداری مختلف ترسیم شد (شکل ۴). دامنه عدد حاصل برای مورن محلی بین ۱ تا -۱ است. پس از در نظر گرفتن سطح اطمینان خاص آن دسته از اندازه‌های مورنی که معنادار و بزرگ‌تر از صفر باشد، همبستگی مثبت فضایی و مؤید خوشه‌های مشخصی از یاخته‌ها و دارای ارزش‌های بالا یا پایین حاصل شد. چنانچه آماره مذکور نزدیک به ۱ باشد، بیانگر آن است که بین یاخته‌ها اختلاف

برای پهنه‌بندی پیش‌بینی پراکنش غلظت فلزات سنگین با توجه به اطلاعات تصاویر ماهواره‌ای در منطقه از اطلاعات مدل ترکیبی شبکه عصبی-الگوریتمی ژنتیکی، بر اساس حدود جدول ۱، استفاده شد. بر اساس اطلاعات این نقشه‌ها برای هر عنصر وجود محدوده‌های زرد رنگ نشان‌دهنده مناطق در معرض خطر و مناطق قرمز رنگ نشان‌دهنده مناطق دارای خطر فوری است که بیشتر در اطراف تشکیلات صنعتی و جاده‌های اصلی موجود در منطقه مشاهده می‌شود (شکل ۳). در منطقه مورد مطالعه مساحت محدوده‌های در معرض خطر فوری برای عنصر سرب کل $1/5$ درصد کل منطقه، بیشترین درصد را به خود اختصاص داد و مساحت آلودگی فلزات سنگین در کلاس خطر فوری کادمیم کل، روی کل و مس کل با مساحت‌های ۲، $2/0$ و $4/0$ درصد کل منطقه در مراتب بعدی آلودگی قرار دارد. محدوده‌های دارای بیشترین مساحت کلاس‌های در معرض خطر آلودگی مقادیر غلظت

همبستگی در اطراف تأسیسات صنعتی دارد (شکل ۴). به بیان دیگر، پراکنش فلزات سنگین در اطراف این تأسیسات نشان‌دهنده منشأ فلزات سنگین مورد مطالعه در ارتباط با فعالیت کارخانه‌ها و مراکز صنعتی است. عنصر سرب پراکنش خوشه‌ای گسترده‌تری نسبت به عناصر کادمیم و مس دارد.

فضایی کمی وجود دارد. اندازه‌های مورنی که معنادار و کوچک‌تر از صفر باشد، نشانگر همبستگی فضایی منفی و تفاوت فضایی آشکار بین یاخته‌های هم‌جوار است و چنانچه این مقدار به ۱- نزدیک باشد، بیانگر تفاوت فضایی بزرگی است (Goodchild, 1986). مقایسه مقادیر به‌دست آمده با آستانه معناداری متفاوت نشان داد که پراکنش فلزات سنگین شباهت‌هایی در مقدار بالای



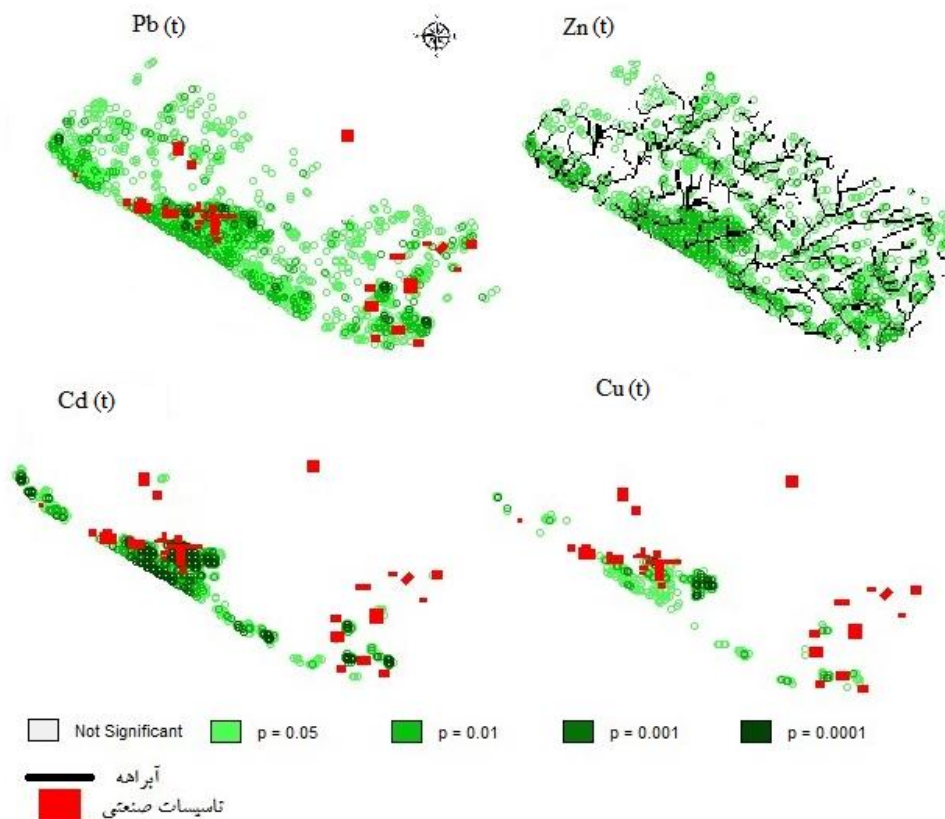
شکل ۳. نقشه‌های پیش‌بینی پراکنش غلظت کل فلزات سنگین (میلی‌گرم بر کیلوگرم) در منطقه مورد مطالعه (سفید: مناطق بدون خطر آلودگی، زرد: مناطق در معرض خطر آلودگی و قرمز: مناطق در معرض شدید آلودگی)

لکه‌های با مقادیر آلودگی بالاست. همان‌طور که مشاهده می‌شود بخش مذکور از روند شرقی-غربی پیروی می‌کند (شکل ۴). روند مذکور احتمالاً در ارتباط با جهت وزش بادهای غالب در منطقه، به‌ویژه بادهای غالب شرقی و گردوغبار ناشی از حمل‌ونقل مواد استخراج شده از معدن،

در بخش‌های مرکزی منطقه تجمع بیشتری از خوشه‌های معنادار با فواصل کم از یکدیگر مشاهده می‌شود که سبب شکل‌گیری الگوی متفاوتی از پراکنندگی عنصر سرب نسبت به نواحی شمالی‌تر، جنوبی‌تر و شرق منطقه شده است. تفاوت این الگو در تمرکز و تجمع

مختلف وجود دارد. برای مثال، سرب کمترین مقدار انتشار اولیه را داشت (۷ درصد) و ته‌نشست آن در اطراف منشأهای آلودگی بارزتر بود. نتایج تحقیق حاضر نشان داد که خودهمبستگی بالایی بین غلظت کل فلز سرب در اطراف آزادراه و جاده قدیم تهران-زنجان وجود دارد. آلودگی هوا ناشی از سوخت‌های فسیلی نیز باعث افزایش غلظت فلزاتی همچون سرب و کادمیم در جو می‌شود و ته‌نشست آن به آلودگی اراضی اطراف این مناطق می‌انجامد. در این میان سرب به مقدار زیادی توسط ذرات معلق در هوا انتقال می‌یابد. الگوی پراکنش عنصر روی متفاوت از سایر فلزات آلوده‌کننده بود.

دود خروجی از آگزوز خودروها و فعالیت‌های کارخانه‌هاست که منجر به پراکنش ذرات با غلظت بالای فلزات سنگین به اراضی مجاور و حتی انتقال آن با نیروهای طبیعی مانند باد می‌شود (Akan et al., 2013; Dore et al., 2014; Carvalho & de Vilhena, 2005). Dore و همکاران (۲۰۱۴) با استفاده از مدل انتقال جوی، به بررسی انتشار و ته‌نشست ذرات حاوی فلزات سنگین آرسنیک، سرب، روی، کادمیم، کروم، نیکل و مس پرداختند. نتایج آن‌ها نشان داد که در مناطق مختلف کشور انگلستان پراکنش فلزات سنگین از مناطق آلوده به اراضی اطراف انجام شده است و روندهای متفاوتی برای فلزات



شکل ۴. خودهمبستگی فضایی پراکنش فلزات سنگین در آستانه خطاهای متفاوت با استفاده از شاخص مورن محلی

برای عنصر روی در منطقه نشان داده شده است. وجود پراکنش نواری شکل آلودگی عنصر روی از مناطق مرتفع شمالی به سمت مناطق پست‌تر جنوبی احتمالاً مؤید نقش آبراه‌ها در پراکنش این فلز است (Chen et al., 2012;)

در ارتباط با خودهمبستگی روی، علاوه بر خوشه‌های اطراف کارخانه‌ها و جاده‌های موجود در منطقه، خوشه‌هایی نوار مانند نیز در منطقه مشخص است (شکل ۴). پراکنش‌های نواری شکل مناطق با توزیع مکانی آبراه‌ها

بالای مدل هیبریدی در برآورد فلزات سنگین در غلظت‌های بالای این عناصر بود. کلاس آلودگی در محدوده خطر فوری فلزات سرب و روی بالاترین مساحت را در بین فلزات مورد مطالعه نشان داد. با توجه به وجود محدوده‌های در خطر فوری عناصر سرب و روی در منطقه مورد مطالعه پیشنهاد می‌شود به عملیات پاک‌سازی و اصلاح این مناطق توجه خاص شود. با توجه به نتایج خودهمبستگی فضایی شاخص مورن محلی، بخش اعظم پراکنش فلزات سرب و کادمیم در اطراف تأسیسات صنعتی به‌خصوص شرکت ملی سرب و روی ایران قرار دارد. بنابراین، پیشنهاد می‌شود که عملیات پاک‌سازی یا اصلاح برای جلوگیری از پراکنش آلودگی در این مناطق انجام گیرد. با توجه به ارتباط پراکنش فلز روی در اطراف آبراهه‌های موجود در منطقه احتمال آلوده‌شدن آب‌های جاری و زیرزمینی نیز با این عناصر محتمل است.

سپاسگزاری

از دانشگاه زنجان به دلیل حمایت‌های مالی از این تحقیق تشکر و قدردانی می‌شود.

۶. یادداشت‌ها

1. Aznalcóllar
2. Multivariable Stepwise Linear Regression
3. Artificial Neural Network
4. Genetic Algorithm
5. Principal Component Analysis
6. Slate
7. Eastern Thuringia
8. local Moran
9. hotspot
10. Wenling
11. digital value
12. back propagation
13. Multi-Layer Perceptron,
14. feed forward
15. global error
16. bias
17. train
18. Artificial Neural Network
19. Jiangxi
20. Qinghai

(Puxbaum et al., 2004). در بررسی نقش توپوگرافی در پراکنش آلودگی فلزات سنگین با استفاده از تکنیک سنجش از دور، آبراهه‌ها عامل اصلی در انتقال این فلزات معرفی شد. پستی و بلندی‌ها به دلیل کنترل مسیر جریان آب عامل مهمی در بررسی پراکنش آلودگی فلزات سنگین است. معادن و کارخانه‌ها منشأهای مهم آلودگی است و بر اثر بارندگی و آبراهه‌ها، فلزات سنگین را به درون رودخانه‌ها و اراضی پایین دست انتشار می‌یابد (Xiao & Ji, 2007). توزیع خوشه‌های مربوط به پراکنش فلز کادمیم در منطقه مورد مطالعه در شکل ۴ نشان داده شده است. با در نظر گرفتن سطح اطمینان ۹۵ درصد مشخص شد که توزیع فلز کادمیم در بخش‌های جنوبی و جنوب غربی منطقه بیشتر قابل مشاهده است. در نواحی غرب و جنوب غرب کارخانه سرب و روی مقدار خطا تا ۰/۰۰۰۱ بود که گویای قابل اعتماد بودن نتایج حاصل از بررسی پراکنش عنصر کادمیم است. پیکسل‌های موجود در این نواحی نشانگر وجود ارتباط فضایی معناداری در نحوه پراکنش فلز کادمیم است. از مقایسه نتایج حاصل می‌توان مشاهده کرد که پراکنش‌های غلظت عناصر سنگین در اطراف تأسیسات صنعتی و جاده‌های عبور و مرور اصلی در منطقه دارای خودهمبستگی بسیار بالا و قابل قبول است. فلز مس دارای روندی مشابه با عنصر کادمیم است با این تفاوت که خودهمبستگی فضایی آن حدود خطای بالاتری را نشان داد.

۴. نتیجه‌گیری

مقادیر خطاهای آموزش و آزمون در مدل هیبریدی نسبت به مدل خطی در عناصر سنگین مورد مطالعه پایین‌تر بود. ضرایب تبیین آموزش و آزمون در مدل هیبریدی نسبت به مدل خطی مقادیر بالاتری را نشان داد. از این‌رو، نتایج تحقیق نشان داد مدل شبکه عصبی مصنوعی-الگوریتمی ژنتیکی به دست آمده، با استفاده از تکنیک سنجش از دور، در تعیین پراکنش عناصر سنگین سرب، روی، کادمیم و مس موفق عمل کرده است. نتایج پژوهش حاکی از توانایی

۷. منابع

- سازمان محیط زیست کشور. ۱۳۹۳. استانداردهای کیفیت منابع خاک و راهنمای آن، معاونت محیط زیست انسانی، دفتر آب و خاک.
- دیانی، م.، نادری، م.، محمدی، ج. ۱۳۸۸. پهنه‌بندی غلظت سرب، روی و کادمیم در خاک با استفاده از داده‌های ماهواره Landsat ETM+ در جنوب شهرستان اصفهان. نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)، ۲۴(۲): ۲۸۶-۲۹۶.
- عساکره، ح. ۱۳۹۰. مبانی اقلیم‌شناسی آماری. انتشارات دانشگاه زنجان، زنجان.
- Akan, J.C., Audu, S.I., Audu, Z.M. and Ogugbuaja, V.O. 2013. Assessment of heavy metals, pH, organic matter and organic carbon in roadside soils in Makurdi Metropolis. Benue State, Nigeria, 4(6): 618-628.
- Cao, Q., Guo, Z. and Yang, Y. 2015. An improved back propagation neural network approach to the remote sensing land use and land cover classification. In Computer Science and Applications: Proceedings of the 2014 Asia-Pacific Conference on Computer Science and Applications (CSAC 2014), May, Shanghai, China, 27-28 December 2014, CRC Press, 369 p.
- Carvalho, J.C. and De Vilhena, M.T.M. 2005. Pollutant dispersion simulation for low wind speed condition by the ILS method. Atmos. Environ., 39(34): 6282-6288.
- Chen, Y., Liu, Y., Liu, Y., Lin, A., Kong, X., Liu, D. and Wang, D. 2012. Mapping of Cu and Pb contaminations in soil using combined geochemistry, topography, and remote sensing: A case study in the Le'an River floodplain, China. International Journal of Environmental Research and Public Health, 9(5): 1874-1886.
- Choe, E., van der Meer, F., van Ruitenbeek, F., van der Werff, H., de Smeth, B. and Kim, K.W. 2008. Mapping of heavy metal pollution in stream sediments using combined geochemistry, field spectroscopy, and hyperspectral remote sensing: A case study of the Rodalquilar mining area, SE Spain. Remote Sens. Environ., 112(7): 3222-3233.
- Dore, A.J., Hallsworth, S., McDonald, A.G., Werner, M., Kryza, M., Abbot, J. and Fowler, D. 2014. Quantifying missing annual emission sources of heavy metals in the United Kingdom with an atmospheric transport model. Sci. Total Environ., 479: 171-180.
- Ferentinos, K.P. 2005. Biological engineering applications of feed forward neural networks designed and parameterized by genetic algorithms. Neural networks, 18(7): 934-950.
- Fu, W., Zhao, K., Zhang, C. and Tunney, H. 2011. Using Moran's I and geostatistics to identify spatial patterns of soil nutrients in two different long-term phosphorus-application plots. J. Plant Nutr. Soil Sci., 174(5): 785-798.
- Goodchild, M.F. 1986. Spatial autocorrelation (Vol. 47). Norwich, UK: Geo Books.
- Haykin, S. 2004. Kalman filtering and neural networks. John Wiley & Sons.
- Hong-Yan, R.E.N., Zhuang, D.F., Singh, A.N., Jian-Jun, P.A.N., Dong-Sheng, Q.I.U. and Run-He, S.H.I. 2009. Estimation of As and Cu contamination in agricultural soils around a mining area by reflectance spectroscopy: A case study. Pedosphere. 19(6): 719-726.
- Jarmer, T., Vohland, M., Lilienthal, H. and Schnug, E. 2008. Estimation of some chemical properties of an agricultural soil by spectroradiometric measurements. Pedosphere. 18(2): 163-170.
- Kabata-Pendias, A. 2010. Trace Elements in Soils and Plants (4th ed.). New York: CRC press.
- Kemper, T. and Sommer, S. 2002. Estimate of heavy metal contamination in soils after a mining accident using reflectance spectroscopy. Environ. Sci. Technol., 36(12): 2742-2747.
- Lasaponara, R., Leucci, G., Masini, N., Persico, R. and Scardozzi, G. 2016. Towards an operative use of remote sensing for exploring the past using satellite data: The case study of Hierapolis (Turkey). Remote Sens. Environ., 174: 148-164.
- Li, L., Chen, Y., Xu, T., Liu, R., Shi, K. and Huang, C. 2015. Super-resolution mapping of wetland inundation from remote sensing imagery based on integration of back-propagation neural network and genetic algorithm. Remote Sens. Environ., 164: 142-154.
- Li, Q., Ji, H., Qin, F., Tang, L., Guo, X. and Feng, J. 2014. Sources and the distribution of heavy metals in the particle size of soil polluted by gold mining upstream of Miyun Reservoir, Beijing: implications for assessing the potential risks. Environ. Monit. Assess., 186(10): 6605-6626.
- Liu, M., Liu, X., Li, M., Fang, M. and Chi, W. 2010. Neural-network model for estimating leaf chlorophyll concentration in rice under stress from heavy metals using four spectral indices. Biosyst. Eng., 106(3): 223-233.

- Liu, X., Chen, X., Wu, W. and Peng, G. 2007. A neural network for predicting moisture content of grain drying process using genetic algorithm. *Food Control*, 18(8): 928-933.
- Liu, X., Wu, J. and Xu, J. 2006. Characterizing the risk assessment of heavy metals and sampling uncertainty analysis in paddy field by geostatistics and GIS. *Environmental Pollution*, 141(2): 257-264.
- Luo, C., You, H., Liu, H. and Liu, Z. 2014. Estimating Qinghai Lake area with a BP neural network based on a genetic algorithm. *Advances in Earth and Environmental Sciences*, 189: 221.
- Miao, Q., Liu, R., Wang, Y., Song, J., Quan, Y. and Li, Y. 2015. Remote sensing image fusion based on shearlet and genetic algorithm. In *Bio-Inspired Computing-Theories and Applications*, Springer Berlin Heidelberg, pp. 283-294.
- Moros, J., Vallejuelo, S.F.O.D., Gredilla, A., Diego, A.D., Madariaga, J.M., Garrigues, S. and Guardia, M.D.L. 2009. Use of reflectance infrared spectroscopy for monitoring the metal content of the estuarine sediments of the Nerbioi-Ibaizabal River (Metropolitan Bilbao, Bay of Biscay, Basque Country). *Environ. Sci. Technol.*, 43(24): 9314-9320.
- Mouazen, A.M., Maleki, M.R., De Baerdemaeker, J. and Ramon, H. 2007. Online measurement of some selected soil properties using a VIS-NIR sensor. *Soil Tillage Res.* 93(1): 13-27.
- Overmars, K.P., De Koning, G.H.J. and Veldkamp, A. 2003. Spatial autocorrelation in multi-scale land use models. *Ecol. Modell.*, 164(2): 257-270.
- Page A.L., Miller R.H. and Keeney D.R. 1982. *Methods of soil analysis part 2 chemical and microbiological properties*. 2nd edition, Agronomy Monograph No.9. ASA-SSSA, Madison, Wisconsin, USA.
- Pandit, C.M., Filippelli, G.M. and Li, L. 2010. Estimation of heavy-metal contamination in soil using reflectance spectroscopy and partial least-squares regression. *Int. J. Remote Sens.*, 31(15): 4111-4123.
- Pourjabbar, A., Sârbu, C., Kostarelos, K., Einax, J.W. and Büchel, G. 2014. Fuzzy hierarchical cross-clustering of data from abandoned mine site contaminated with heavy metals. *Comput. Geosci.*, 72: 122-133.
- Puxbaum, H., Gomiscek, B., Kalina, M., Bauer, H., Salam, A., Stopper, S. and Hauck, H. 2004. A dual site study of PM 2.5 and PM 10 aerosol chemistry in the larger region of Vienna, Austria. *Atmos. Environ.*, 38(24): 3949-3958.
- Rossel, R.V., Walvoort, D.J.J., McBratney, A.B., Janik, L.J. and Skjemstad, J.O. 2006. Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. *Geoderma.*, 131(1): 59-75.
- Sarimveis, H., Alexandridis, A., Mazarakis, S. and Bafas, G. 2004. A new algorithm for developing dynamic radial basis function neural network models based on genetic algorithms. *Comput. Chem. Eng.*, 28(1): 209-217.
- Şenkal, O. 2010. Modeling of solar radiation using remote sensing and artificial neural network in Turkey. *Energy.*, 35(12): 4795-4801.
- Siebielec, G., McCarty, G.W., Stuczynski, T.I. and Reeves, J.B. 2004. Near-and mid-infrared diffuse reflectance spectroscopy for measuring soil metal content. *J. Environ. Qual.*, 33(6): 2056-2069.
- Song, Y., Ji, J., Mao, C., Yang, Z., Yuan, X., Ayoko, G.A. and Frost, R.L. 2010. Heavy metal contamination in suspended solids of Changjiang River-environmental implications. *Geoderma.*, 159(3): 286-295.
- Templ, M., Filzmoser, P. and Reimann, C. 2008. Cluster analysis applied to regional geochemical data: problems and possibilities. *Appl. Geochem*, 23(8): 2198-2213.
- Thenkabail, P.S., Lyon, J.G. and Huete, A. 2011. *Hyperspectral remote sensing of vegetation*. CRC Press.
- Tsoukalas, V. and Fragiadakis, N. 2016. Prediction of occupational risk in the shipbuilding industry using multivariable linear regression and genetic algorithm analysis. *Saf. Sci.*, 83: 12-22.
- Vohland, M., Besold, J., Hill, J. and Fründ, H.C. 2011. Comparing different multivariate calibration methods for the determination of soil organic carbon pools with visible to near infrared spectroscopy. *Geoderma.*, 166(1): 198-205.
- Wang, J., Cui, L., Gao, W., Shi, T., Chen, Y. and Gao, Y. 2014. Prediction of low heavy metal concentrations in agricultural soils using visible and near-infrared reflectance spectroscopy. *Geoderma.*, 216: 1-9.
- Wei, B. and Yang, L. 2010. A review of heavy metal contaminations in urban soils, urban road dusts and agricultural soils from China. *Microchem. J.* 94(2): 99-107.
- Wiseman CL, Zereini F, Puttmann W. 2013. Traffic-related trace element fate and uptake by plants cultivated in roadside soils in Toronto, Canada. *Sci Total Environ.*, 442: 86-95.

- Wu, L., Wang, Y., Long, J. and Liu, Z. 2015. An unsupervised change detection approach for remote sensing image using principal component analysis and genetic algorithm, *image and graphics*, Springer, pp. 589-602.
- Wu, Y., Chen, J., Ji, J., Gong, P., Liao, Q., Tian, Q. and Ma, H. 2007. A mechanism study of reflectance spectroscopy for investigating heavy metals in soils. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 71(3): 918-926.
- Wu, Y., Chen, J., Wu, X., Tian, Q., Ji, J. and Qin, Z. 2005. Possibilities of reflectance spectroscopy for the assessment of contaminant elements in suburban soils. *Appl. Geochem.*, 20(6): 1051-1059.
- Xiao, H. and Ji, W. 2007. Relating landscape characteristics to non-point source pollution in mine waste-located watersheds using geospatial techniques. *J. Environ. Manage.*, 82(1): 111-119.
- Xiao, Z., Liang, S., Wang, J., Chen, P., Yin, X., Zhang, L. and Song, J. 2014. Use of general regression neural networks for generating the GLASS leaf area index product from time-series MODIS surface reflectance. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 52(1): 209-223.
- Yan, X., Gao, D., Zhang, F., Zeng, C., Xiang, W., Zhang, M. 2013. Relationships between heavy metal concentrations in roadside topsoil and distance to road edge based on field observations in the Qinghai-Tibet Plateau, China. *Int. J. Environ. Res. Public. Health.*, 10: 762-75.
- Zhang, C. and McGrath, D. 2004. Geostatistical and GIS analyses on soil organic carbon concentrations in grassland of southeastern Ireland from two different periods. *Geoderma.*, 119(3): 261-275.
- Zhang, C., Fay, D., McGrath, D., Grennan, E. and Carton, O.T. 2008. Statistical analyses of geochemical variables in soils of Ireland. *Geoderma*, 146(1): 378-390.
- Zhou, P., Zhao, Y., Zhao, Z. and Chai, T. 2015. Source mapping and determining of soil contamination by heavy metals using statistical analysis, artificial neural network, and adaptive genetic algorithm. *J. Environ. Chem. Eng.*, 3(4): 2569-2579.